

基于 QR 分解的 MIMO 信道盲辨识和盲均衡方法

丛 进, 杨绿溪

(东南大学无线电工程系, 江苏南京 210096)

摘 要: 针对 SIMO 信道的经典盲估计方法, 如子空间法(SS)等, 都是基于接收端样本自相关阵的特征值分解(EVD)或奇异值分解(SVD)来实现信道估计的, 而基于 QR 分解的 SIMO 信道盲辨识方法是最近提出的一种性能优良的新算法. 本文将该算法推广为 MIMO 信道盲辨识算法, 并且证明了在一定的假设下, 即使各路源信号为空间相关且其统计特性未知时, 该算法仍然保持有效. 实验结果表明这种 MIMO 辨识算法具有收敛速度快、计算量小、无须对噪声做额外的处理、对噪声不敏感等优点. 我们还将这种算法与经典的 MIMO 辨识算法进行了性能比较.

关键词: QR 分解; MIMO 系统; 盲辨识和盲均衡; 空间有色信号

中图分类号: TN911 **文献标识码:** A **文章编号:** 03722112 (2004) 10158205

Blind Identification and Blind Equalization of MIMO Channels Based on QR Factorization

CONG Jin, YANG Lu2xi

(Department of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Traditional blind identification methods for SIMO channels, such as subspace method (SS), etc., are based on the eigen value decomposition (EVD) or singular value decomposition (SVD) of the received signal's correlation matrix, which may need more data to make the estimation of correlation matrix be accurate. Recently a QR factorization based blind identification algorithm for SIMO channels with good performance and without calculating the correlation matrix is proposed. In this paper, we extend the QR factorization based algorithm for the blind identification of MIMO channels, and we then proved the extended algorithm to be valid for a more generalized case, that is, the source signals are spatially related. Simulations demonstrate that the QR based identification algorithms for MIMO channels preserves advantages of fast convergence, low computational costs, and robustness to noise. We also compare the performance of the QR based method with that of traditional MIMO blind identification algorithms.

Key words: QR factorization; MIMO system; blind identification and blind equalization; spatial colored sources

1 引言

在一般的通信系统中, 信道均衡是消除码间干扰(ISI)的重要手段, 而基于训练序列的非盲/半盲信道估计与均衡由于要在数据帧中加入训练序列(或导频)而显著降低了信道带宽的利用. 而盲信道估计与均衡只利用信道接收端数据的统计特性进行信道估计, 无须训练序列, 因此具有很好的信道带宽利用率. 基于二阶统计特性(SOS)的盲估计方法^[2-5]更是克服了基于高阶统计特性(HOS)盲估计方法的计算量大、收敛慢的缺点, 具有广泛的应用前景. 这种方法先是用于过采样的单输入多输出(SIMO)信道模型, 后来推广用于多输入多输出(MIMO)信道模型. MIMO 通信系统是对 SIMO、SISO 系统的推广, 它通过多天线发射和接收大大提高了信道容量.

经典的 SOS 方法^[2-5]都是基于接收端数据的自相关阵(或互相关阵), 利用奇异值分解(SVD)或特征值分解(EVD)来实现信道辨识和均衡的. SVD 的计算量为 $O(m^3)$, m 为自相关阵的秩. 最近文献[1]提出了针对 SIMO 信道(过采样 SISO 信道的等效模型)的基于 QR 分解的盲辨识和盲均衡方法, 它的一个突出优点是利用了迭代 QR 分解, 计算量降为 $O(m^2)$, 且不需要接收信号的自相关阵. 本文是将[1]中的基于 QR 分解的 SIMO 信道辨识方法推广为 MIMO 系统的辨识方法, 并且证明了在适当的假设条件下, 该算法在各源信号空间相关的情况下(空间有色信源)仍然适用.

本文的安排如下: 第 2 部分描述系统模型, 第 3 部分将[1]中的算法推广为 MIMO 系统辨识方法(包括空间相关和不相关), 第 4 部分给出了仿真结果和分析.

收稿日期: 20030612; 修回日期: 20040707

基金项目: 国家自然科学基金(No160272046); 江苏省自然科学基金(No1BK2002051); 教育部博士点基金(No120020286014); 国家 863 计划重大项目(No12002AA123031)

符号定义如下. $0_{n \times n}$ 和 $I_{n \times n}$ 分别表示 $n \times n$ 的零阵和单位阵, $()^*$ 、 $()^T$ 、 $()^H$ 分别表示矩阵的共轭、转置、共轭转置, $()^\#$ 表示广义逆, $\text{diag}(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 表示对角元为 x_1, x_2, \dots, x_n 的对角阵, \otimes 表示 Kronecker 卷积, 广义 Jordan 阵表示为:

$$J_{dn \times dn} = \begin{pmatrix} 0_{n \times n} & & & & \\ I_{n \times n} & 0_{n \times n} & & & \\ & & \ddots & & \\ & & & I_{n \times n} & 0_{n \times n} \end{pmatrix}_{dn \times dn}$$

2 MIMO 信道模型

假设 m 个接收天线和 n 个发射天线之间的通信信道为 MIMO FIR 系统, 为建立等效的离散基带模型, 假设输入信号 $s_1[k], \dots, s_n[k]$ 通过线性信道 $h_{ij}[l]$ ($l=1, \dots, L_i$), $i=1, \dots, m, j=1, \dots, n$, 而 $x_i[k]$ 表示第 i 根天线第 k 个时刻的接收数据, 则有:

$$x_i(k) = \sum_{j=1}^n \sum_{l=0}^{L_i-1} h_{ij}(l) s_j(k-l), i=1, 2, \dots, m$$

我们设信道阶数 $L = \max_{i=1, \dots, m} \{L_i\}$, 并取 $x[k] = [x_1[k], \dots, x_m[k]]^T$ 表示 m 个天线上第 k 个时刻接收数据所组成的向量, $H[l] = \begin{pmatrix} h_{11}[l] & \dots & h_{1n}[l] \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{m1}[l] & \dots & h_{mn}[l] \end{pmatrix}$ 表示第 l 个延迟系数所对应的信道矩阵; $s[k] = [s_1[k], \dots, s_n[k]]^T$ 和 $n[k] = [n_1[k], \dots, n_m[k]]^T$ 分别表示 k 时刻的信号和噪声矢量. 这样信道的输出向量 $x[k]$ 可以表示为:

$$x[k] = \sum_{l=0}^L H[l] s[k-l] + n[k] \quad (1)$$

再考虑取 K 个连续时刻的接收端数据矢量所构成的长矢量 $X_K[k]$, 可以得到以下的信道模型:

$$X_K[k] = H_K S[k] + n_K[k] \quad (2)$$

其中: $H_K = \begin{pmatrix} H[0] & H[1] & \dots & H[L] & \dots & 0 \\ 0 & H[0] & H[1] & \dots & H[L] & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & H[0] & \dots & H[L] & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & H[0] & \dots & H[L] & \dots & 0 \end{pmatrix}_{Km \times (L+K)n}$

$X_K[k] = \begin{pmatrix} x[k] \\ \vdots \\ x[k-K+1] \\ \vdots \\ n[k] \\ \vdots \\ n[k-K+1] \end{pmatrix}, S[k] = \begin{pmatrix} s[k] \\ \vdots \\ s[k-L-K+1] \end{pmatrix}$

3 基于 QR 分解的 MIMO 信道盲辨识算法

3.1 QR 分解

QR 分解可以将一个矩阵 X 分解为一个正交阵 Q 与一个三角阵 R 的乘积, 即 $XE = QR$, 这里 E 是一个交换阵, 乘以 E 可以使 R 的对角元按从大到小排序, 它在本算法的有噪声情况下的处理将起非常重要的作用.

3.2 系统假设

(H1) 噪声 $n_i[t]$ 为在时间和空间上白化的独立同分布噪声, 方差为 G^2 ;

(H2) 信道的脉冲响应 $h(\#)$ 为有限长度, 即信道矩阵 $H[k]$ 为一个 FIR 滤波器矩阵;

(H3) 发送信号 $s_i[t]$ 与观测噪声 $n_i[t]$ 都互不相关;

(H4) 各发送信号 $s_i[t]$ 之间在时间上互不相关, 但在空间上是相关的(空间有色), 即 $E\{s_i[k] s_j[l]\} = \begin{cases} 0, & k \neq l \\ R_i^2, & k = l \end{cases}$

$$E\{s_i[k] s_j[l]\} = \begin{cases} R_{i,j}^2 & i \neq j \\ R_i^2 & i = j \end{cases}, R_{i,j}^2 \text{ 为各源信号间的相关系数.}$$

3.3 MIMO 信道盲辨识算法的推导

下面将借鉴文献[1]的算法推导, 针对式(2)的 MIMO 信道模型(首先考虑无噪的情况), 导出其信道矩阵 H_K 的盲辨识算法. 参看第 2 节的 MIMO 信道描述, 首先令式(2)模型中的 $L+K$ 为 d , 并定义 $R_s(1) = E\{S[k] S[k-1]^H\}$, $R_s(0) = E\{S[k] S[k]^H\}$.

由假设条件(4), 不失一般性, 我们定义 A 为同一时刻各源信号的空间相关阵, 即

$$A = E\{s[k] s[k]^H\} = \begin{pmatrix} R_1^2 & R_{12}^2 & \dots & R_{1n}^2 \\ R_{21}^2 & R_2^2 & \dots & R_{2n}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{n1}^2 & R_{n2}^2 & \dots & R_n^2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

空间不相关是其特例, 即 $A = \text{diag}(R_1^2, \dots, R_n^2)$. 将(3)代入 $R_s(0)$ 和 $R_s(1)$, 得

$$R_s(0) = \text{diag}(A, A, \dots, A), R_s(1) = A^a J_d \quad (4)$$

为获得 MIMO 信道的盲辨识算法, 我们再给出如下的假设条件.

(H5) 系统可辨识条件: 信道矩阵 H_K 是列满秩的.

(H6) 矩阵 A 为正定阵, 即对于 Hermitian 阵的 A , A 的顺序主子式必须大于 0.

(H5) 是 MIMO 系统可辨识的最基本条件, 具体见参考文献[7]. 而(H6)则是保证了矩阵 A 存在 Cholesky 分解^[8], 即存在一个下三角阵 A_1 满足 $A = A_1 A_1^H$, 其中 A_1 为可逆的下三角阵. 事实上并不是对所有的 Hermitian 阵 A 都会满足假设(H6)的, 例如对于任意两根天线发送完全相关的信息(即天线间相关系数为 1), 而这两根天线与其他的天线不相关, 此时的 A 不满秩, 当然也不是正定的, 事实上的仿真结果也证明了本算法对于这种情况下的信道辨识没有很好的效果.

我们对 $R_s(0)$ 进行 Cholesky 分解, 可以得到

$$R_s(0) = LL^H, \text{ 其中 } L = \text{diag}(A_1, A_1, \dots, A_1) \quad (5)$$

取

$$Y_{K+1} = \begin{pmatrix} x^H[1] & x^H[2] & \dots & x^H[K] & s & x^H[K+1] \\ x^H[2] & x^H[3] & \dots & x^H[K+1] & s & x^H[K+2] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x^H[N] & x^H[N+1] & \dots & x^H[K+N-1] & s & x^H[K+N] \end{pmatrix}_{N \times (K+1)m} = [Y_K \quad C^H] \quad (6)$$

再取 Y_{k+1} 的最后的 Km 列, 把它表示为 rY_k . 显然有

$$R_x(0) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} [Y_k^H Y_k] = H_k R_s(0) H_k^H \quad (7)$$

由(5)可以得到: $R_x(0) = HH^H, (H = H_k L)$ (8)

而 $R_x(1) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} [rY_k^H Y_k] = H_k R_s(1) H_k^H$ (9)

把 $H = H_k L$ 代入(9)可以得到: $R_x(1) = HL^{-1} R_s(1) (L^{-1})^H H^H$

定义上式中 $L^{-1} R_s(1) (L^{-1})^H = X$, 代入 L 和 $R_s(1)$ 表达式很容易推导得到

$$X = J \quad (10)$$

因此式(7)和式(9)可简化为:

$$R_x(0) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} [Y_k^H Y_k] = HH^H \quad (11)$$

$$R_x(1) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} [rY_k^H Y_k] = HJH^H \quad (12)$$

将 Y_k 进行 QR 分解, 可得:

$$Q^H Y_k E = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中 R_{11} 为上三角阵. 此时 Y_k 的秩为 $\text{rank}(Y_k) = dn$, R_{11} 的维数是 $dn @ dn$, R_{12} 是 $dn @ (Km - dn)$ 的矩阵, E 为交换阵. 我们计算 $Q^H C^T$, 并且取其上面的 $dn @ m$ 的矩阵为 R_{13} , 下面的 $(N - dn) @ m$ 的矩阵为 R_{23} , 则可得

$$Q^H Y_{k+1} \begin{bmatrix} E \\ I_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & s & R_{13} \\ 0 & 0 & s & R_{23} \end{bmatrix} \quad (14)$$

取 $R_1 = [R_{11} \ R_{12}] E^H, R_2 = [R_{13} \ R_{23}]$ (15)

其中 R_{13} 为 R_1 的最后的 $(K - 1)m$ 列. 我们可以得到如下定理:

定理 1 在(H1)~(H6)的条件下, 如下结论成立:

$$HH^H = \frac{1}{N} R_1^H R_1 \quad (16)$$

$$HJH^H = \frac{1}{N} R_2^H R_2 \quad (17)$$

证明 由式(14)、(15)可以得到 $Y_k = Q \begin{bmatrix} R_1 \\ 0 \end{bmatrix}$

若取 $Q = [Q_1 \ Q_2]$, Q_1 是 $N @ dn$ 矩阵, Q_2 是 $N @ (Km - dn)$ 矩阵, 则有: $Y_k = Q_1 R_1$

而 $rY_k = [Q_1 \ Q_2] \begin{bmatrix} R_2 \\ 0 \end{bmatrix} = Q_1 R_2 + Q_2 [0 \ R_{23}]$

由式(11)和(12)就可以得到

$$HH^H = \frac{1}{N} (Q_1 R_1)^H Q_1 R_1 = \frac{1}{N} R_1^H R_1$$

$$HJH^H = \frac{1}{N} (Q_1 R_2 + Q_2 [0 \ R_{23}])^H Q_1 R_1 = \frac{1}{N} R_2^H R_2$$

证毕.

若在式(16)中我们取 $H = \frac{1}{\sqrt{N}} R_1^H P, P$ 为酉阵; (18)

把式(18)代入式(17)得到: $R = (R_1^H)^{\#} R_2^H = P J P^H$ (19)

将 P 分块为 $P [P_1, \dots, P_d]$, 其中 P_i 为 $nd @ n$ 的矩阵.

利用定理 1 我们可以得到如下的信道估计定理:

定理 2 若 MIMO 系统满足假设条件(H1)~(H6), 则 P_1

可估计为 RR^H 最小特征值对应的特征向量, 而 H_k 可盲估计为 $H_k = \frac{1}{\sqrt{N}} R_1^H P (D_1^a \ I_d) = H_k (D_1^a \ I_d)$, 这里 D_1 为 $n @ n$ 的可逆阵.

证明 由式(19)的 $R = (R_1^H)^{\#} R_2^H = P J P^H$, 我们得到:

$$RR^H = P J J^H P^H \quad (20)$$

而由 J 的定义可得: $J J^H = \text{diag}(\underbrace{0 \# I_{n_1}, I_{n_2}, \dots, I_{n_d}}_d)$. 所以 RR^H 中有 n 个特征值为 0, 它不随 R_i 的变化而变化. 将 P 分块为: $P = [P_1, \dots, P_d]$, 再由式(19)的 $R = P J P^H$, 则有

$$R [P_1, \dots, P_d] = [P_1, \dots, P_d] J \quad (21)$$

可得出: $R P_i = P_{i+1}$ (22)

$$R P_d = 0 \quad (23)$$

又取式(19)的共轭得: $R^H = P J^H P^H$ (24)

再类似于式(21)~(23)的推导, 我们可以得到类似式(22)、(23)的结果, 即:

$$R^H P_1 = 0 \quad (25)$$

由式(25)可得到 $RR^H P_1 = 0 \# P_1$, 其中 $P_1 = P_1 D_n @ n$, P_1 为 P_1 的估计向量. 即 P_1 是 RR^H 的 n 个最小特征值 0 所对应的特征向量构成的矩阵.

将 P_1 代入式(22)和式(23), 得

$$P = [P_1, \dots, P_d] = [P_1, R P_1, \dots, R^{d-1} P_1] (I_{L+K} \ I_d @ n) \quad (26)$$

$$H_k = H L^{-1} = \frac{1}{\sqrt{N}} R_1^H P (D_1^a \ I_d) \quad (27)$$

其中 $D_1 = D_n @ A_1^{-1}$.

证毕.

注: 这里的不确定矩阵 D_1 是二阶 MIMO 系统盲估计的普遍的缺陷之一, 它使估计的信道与实际的信道有相位和幅度的偏差, 可以通过插入导频或通过高阶盲估计的方法消除它.

我们来讨论文献[1]中的算法和本算法的关系. 尽管两个算法分别设计用于 SIMO 信道和 MIMO 信道的辨识, 但文[1]中的算法准则其实与本算法的准则是相同的, 这是因为 $I - RR^H$ 的最大特征值对应的特征向量是和 RR^H 最小特征值对应的特征向量是等价的. 因此定理 2 也可以看作从另外一个角度)) 特征值和特征向量的角度对文[1]中的方法的证明, 更能显示其本质. 文献[1]中提出不必通过 SVD(EVD) 求其矢量 p_1 , 而是再次通过 QR 分解法求解, 大大减少了计算量, 详见[1], 本文不再赘述.

3.1.4 存在噪声时的处理

以上分析都假设不存在观测噪声, 而事实上观测信号中总存在加性噪声, 假设为白噪声. 对噪声的处理可采用类似文[1]中的方法, 只是此时的 QR 分解由式(14)变为

$$Q^H Y_{k+1} \begin{bmatrix} E \\ I_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & R_{12} & s & R_{13} \\ 0 & R_{22} & s & R_{23} \\ 0 & 0 & & \end{bmatrix} \quad (28)$$

利用 E 将上三角阵的对角元从大到小排序, 可以看出 R_{11} 是信号空间形成的矩阵, R_{22} 是噪声空间形成的矩阵^[1]. 再考察 R_{22} 和 R_{11} , 根据对角元大小关系确定信号空间维数 nd ,

将噪声空间 R_{22} 置为 0, 从而达到去噪作用. 而传统的去噪方法^[3]是通过特征分解求噪声方差 G^2 , 增加了计算量, 并且算法性能会随着 G^2 的估计误差而恶化, 而基于 QR 分解的方法就不会出现这种情况.

我们可将基于 QR 分解的 MIMO 信道盲辨识算法总结如下.

算法步骤:

- (1) 利用式(28)估计信号空间维数 nd , 利用(14)(15)求出 R_1, R_2 , 利用(19)式求出 R ;
- (2) 将 RR^H 进行特征分解, 取出其 n 个最小的特征值对应的特征向量构造 P_1 ;
- (3) 按式(26)、(27)求出 P 和 H_K ;
- (4) 盲均衡后的信号输出为 $S = H_K^{\#} Y_K$.

4 实验结果和讨论

本节 4.1 和 4.2 的实验取信道为 2 发 4 收的 MIMO 信道, 信道阶数 $L=2$. 本节 4.1~ 4.3 的源信号都是空间和时间内均不相关的信号, 而 4.4 是在空间有色情况下验证本算法的正确性.

4.1 接收数据均衡后的星座图

我们取信道为:

$$H(z) = \begin{bmatrix} 0.14041 & 0.15295 \\ 0.1452 & 0.18929 \\ 0.17124 & 0.1620 \\ 0.12321 & 0.18469 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.12119 & 0.18420 \\ 0.15404 & 0.13547 \\ 0.14121 & 0.13151 \\ 0.12360 & 0.18620 \end{bmatrix} z^{-1} + \begin{bmatrix} 0.11673 & 0.16375 \\ 0.14236 & 0.18435 \\ 0.16000 & 0.16557 \\ 0.15645 & 0.12297 \end{bmatrix} z^{-2}$$

采用 QR MIMO 信道辨识算法并计算源信号的估计后, 可以得到如图 1 的结果, 它是在相同的 $SNR = 15dB$ 的条件下, 样本数 N 不同时接收信号均衡后的星座图, 从图 1 中可以看出, 当样本数 $N = 200$ 时, 就已经能够很好地估计出信道, 可见基于 QR 分解的盲估计方法在低信噪比条件下收敛很快.

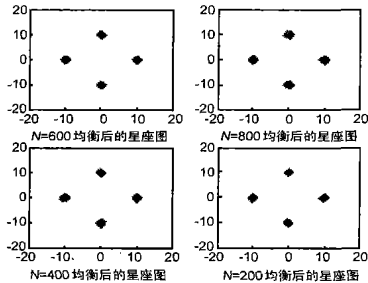


图 1 QR 分解在不同样本长度 N 均衡后的结果

4.2 几种经典的 MIMO 盲估计方法和基于 QR 分解的 MIMO 估计方法的比较

下面我们将把基于 QR 分解的方法与几种经典的 MIMO 盲估计方法(线性预测 LP 法^[5]和最小噪声子空间法(MNS)^[4])进行比较.

首先定义 $NMSE = \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L (D_{1k} - I_{L+k}) - H_{K+2} \sum_{k=1}^L H_{K+2}$, 并且取 Monte Carlo 实验次数为 50 次.

图 2 是将 QR 法和 MNS 法的 NMSE 性能进行比较(虚线代表 QR 分解法, 实线代表 MNS 法, NMSE 单位为 dB, SNR 的单位也是 dB), 显然可以看出, 在短样本序列、低 SNR 的条件下, QR 分解具有比 MNS 法(最小子空间法)更好的性能. 由于 LP 法在短样本序列条件下基本上不能估计出信道, 所以这里不给出其仿真结果, 只是对其进行理论分析.

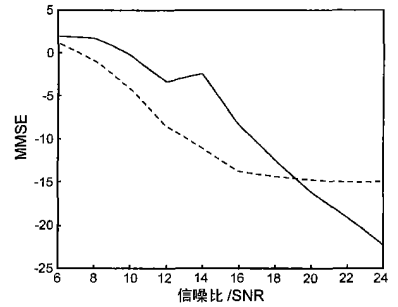


图 2 $N = 100$, QR 法和 MNS 法 NMSE 的比较

为什么在短样本序列、低 SNR 条件下 QR 分解法会比 MNS 法有更好的性能呢? 我们认为是因为这两种方法对噪声的处理方式不同而引起的, 子空间法(SS)^[3]或最小噪声子空间法(MNS)法对接收数据的相关阵进行特征分解求得噪声子空间, $R_N = E \{ Y(n) Y(n)^H \} = \#_N(H) S \#_N(H)^H + G^2 I_{mN}$, 它利用噪声子空间的特征向量和信号子空间正交的原理进行信道估计. 但在短样本序列情况下, 接收数据的相关矩阵不再精确, 上式的第二项已经不再是 $G^2 I_{mN}$ (对角元相同的对角阵), 也就是说, 对 R_N 特征分解所得的噪声子空间已经和实际的噪声子空间不同, 而低 SNR 条件下更是加大了这种差异, 结果导致了性能下降; QR 分解法则不要求计算数据的自相关阵, 对噪声处理也只是舍弃(见 3.1.4 节), 从而减少了噪声对算法的影响.

但是在 SNR 较高情况下, 子空间法(SS)或最小噪声子空间法(MNS)的性能将明显改善, 可以获得比 QR 更好的性能. 这是因为 SNR 较高情况下, $G^2 I_{mN} \gg \sigma^2$, 噪声对信道估计影响减小, 此时子空间法(SS)将有很好的性能, 而 QR 分解法则由于 R_{11} 所形成的信号子空间是对 SVD(EVD)所形成的信号子空间的逼近^[6], 所以其性能将不及基于 EVD 的子空间法(SS)和最小噪声子空间(MNS)法.

LP 法由于过多地利用了接收数据的统计特性, 收敛慢, 因此在短样本序列下其性能将很差. 但其突出的优点是对信道阶数过估计具有鲁棒性.

表 1 中我们给出了 QR 分解法、MNS 法以及 LP 法的性能比较.

表 1 几种盲信道估计方法的比较

	QR 分解法	MNS 法(SS 法)	LP 法
优点	在短样本序列低 SNR 条件下能很好估计出信道(收敛快)	在较长样本序列的条件下对信道估计性能好	对于信道阶数过估计保持健壮.
缺点	MNS	在短样本序列低 SNR 条件下性能不及 QR	需要样本数 $N > 1000$ 才能较精确的估计信道参数(收敛慢), 对噪声敏感

4I3 基于 QR 分解的 3 输入 4 输出的 NMSE 与 2 输入 4 输出的 NMSE 比较

为验证本文算法

在不同发射接收天线数时的性能,我们对任意产生的 3 输入 4 输出 MIMO 信道也进行了盲辨识.实验中取样本数 $N = 900$,图 3 给出了本文算法在 3 输入 4 输出与 2 输入 4 输出时的 NMSE 性能比较图

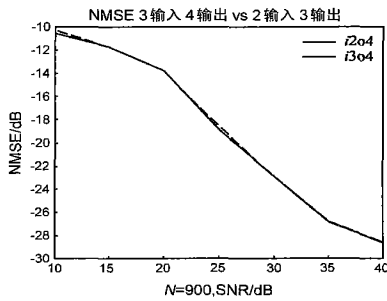


图 3 3 输入 4 输出 NMSE vs 2 输入 4 输出 NMSE

(NMSE 单位为 dB, SNR 的单位 dB),可以看出,两个系统的 NMSE 基本接近.

4I4 输入信号为空间有色信号时的结果

我们取 3 输入 4 输出的信道模型, $SNR = 40$, $N = 800$. 该实验将验证本文算法在空间有色的情况下仍然有效.

我们是以下的方式产生空间弱相关源信号的.首先我们产生 3 路时间和空间上独立的 QPSK 信号源,然后我们取其中的两路信号 $s_1(t)$, $s_2(t)$, 以如下方式产生 $s_3(t)$:

$$s_3(t) = \begin{cases} -1 + j & \text{if } (s_1(t) = 1) \\ 1 - j & \text{if } (s_1(t) = -1) \text{ or } (s_1(t) = -j) \text{ and } (s_2(t) = -j) \\ -1 - j & \text{if } (s_1(t) = j) \\ 1 + j & \text{if } (s_1(t), s_2(t)) = (-j, -j) \end{cases}$$

由 $s_1(t)$, $s_2(t)$, $s_3(t)$ 组成三个信号源,显然信号源 $s_1(t)$ 和 $s_2(t)$ 之间是空间相关的.由于本文算法不需要知道空间有色源信号的统计特性,所以这里不需要给出源统计特性,如果读

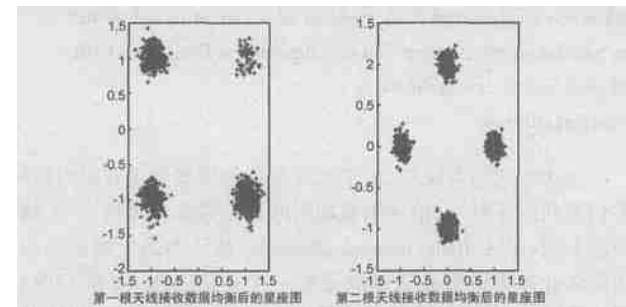


图 4 在空间有色的情况下算法均衡后的输出星座图

者有兴趣可以参看[9]来计算源信号的相关阵.图 4 给出了均衡后两路源信号估计值的星座图.由于第一路源信号采用的是 4QAM 调制,第二路源信号采用了 QPSK 调制,所以从均衡结果的星座图上可以很容易看出,本文算法对于未知统计特性的空间有色源信号仍然可以有效地估计出来.

5 结论

本文主要研究了基于 QR 分解的 MIMO 系统盲信道估计方法,并证明在一定的假定条件下,该算法对于空间有色源信号且统计特性未知的情况仍然有效.实验结果表明该方法在短样本序列、低 SNR 条件下比子空间法(SS)和最小噪声子空间法(MNS)有更好的性能.

参考文献:

- [1] Li XH, Fan H. QR factorization based blind channel identification and equalization with second order statistics[J]. IEEE Transactions On Signal Processing, 2000, 48(1): 60- 69.
- [2] Zarzo V, Nandi A K, Garcia J G, Dominguez L V. Blind identification and equalization of MIMO FIR channel based on second order statistics and blind Source separation[A]. In Proc. IEEE DSP[C]. 2002. 135-138.
- [3] Moulines E, Duhamel P. Subspace method for the blind identification of multi-channel FIR filters[J]. IEEE Transactions On Signal Processing, 1995, 43(2): 516- 525.
- [4] AbedMeraim K, Hua Y. Blind identification of multi-output system using minimum noise subspace[J]. IEEE Transactions On Signal Processing, 1997, 45(1): 254- 258.
- [5] Gorokhov A, Loubaton P. Blind identification of MIMO FIR systems: A generalized linear prediction approach[J]. Signal Processing, 1999, 73(1): 105- 124.
- [6] Fierro R D, Buch J R. Bounding the subspaces from rank revealing two-sided orthogonal decompositions[J]. SIAM Journal on Matrix Analysis and Application, 1995, 16: 743- 759.
- [7] Gorokhov A, Loubaton P. Subspace based techniques for blind separation of convolutive mixture with temporally correlated sources[J]. IEEE Tran. On Circuit and systems II: Fundamental Theory and Application, 1997, 44(9): 813- 820.
- [8] 张明淳. 工程矩阵理论(第二版). 南京: 东南大学出版社, 1999.
- [9] 陈明. 通信与信息工程中的随机过程. 南京: 东南大学出版社, 2001.